

doi:10.3788/gzxb20144308.0810003

# 基于相位一致性的实时压缩跟踪方法

张雷<sup>1,2</sup>, 王延杰<sup>1</sup>, 何舒文<sup>1,2</sup>

(1 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 长春, 130033)

(2 中国科学院大学, 北京, 100049)

**摘 要:** 针对基于压缩感知的目标跟踪算法在跟踪过程中, 光照剧烈变化引起跟踪不稳定或跟踪失败的问题, 本文提出了一种基于相位一致性的改进跟踪方法. 该方法利用相位一致性图像特征对光照变化不敏感的特点, 首先对样本搜索区域内的图像进行相位一致性变换, 然后再提取变换后相位一致性图像的特征, 将其用于分类器中来确定目标位置. 实验结果表明, 该方法在目标受到光照剧烈变化影响的情况下具有很强的适应性, 在目标大小为 50 pixel×55 pixel 时平均处理帧频可达 22 fps. 与已有基于压缩感知跟踪算法相比, 该算法在光照变化剧烈的情况下仍具有很好的鲁棒性, 而且在目标尺度和纹理发生一定变化的情况下跟踪稳定.

**关键词:** 压缩感知; 实时; 目标跟踪; 光照变化; 相位一致性

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2014)08-0810003-8

## Real-time Compressive Tracking Method Based on Phase Congruency

ZHANG Lei<sup>1,2</sup>, WANG Yan-jie<sup>1</sup>, HE Shu-wen<sup>1,2</sup>

(1 Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

(2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract:** The target tracking algorithm based on compressive sensing can cause the instability or failure in the tracking process when the illumination changes drastically. To deal with such problem, a developed tracking algorithm based on phase congruency was proposed, which is insensitive to the illumination. The phase congruency transformation of the image in the search area is calculated firstly, then the features extracted from the transformed image are used in the classifier to determine the target's location. Experimental results show that the proposed method has a strong adaptability when the target has a drastic variation in the illumination, and the average frame rate can reach 22 fps when the target size is 50 pixel×55 pixel. Compared with the tracking algorithm based on compressive sensing, the proposed algorithm still has a very good robustness to the drastic variation of the target's illumination. Besides, to a certain extent, the tracking is also stable to scale and textures change.

**Key words:** Compressive sensing; Real-time; Target tracking; Illumination variation; Phase congruency

**OCIS Codes:** 100.4999; 100.4993; 150.2950; 150.5758; 150.1135

## 0 引言

目标跟踪是计算机视觉中最活跃的研究领域之一, 广泛应用于运动分析、智能监控、成像制导、人机交

互等领域. 视觉目标跟踪的目的就是模拟人类视觉感知功能, 赋予机器感知和分辨视频中运动目标的能力, 为后续视频内容的分析和理解提供重要依据<sup>[1]</sup>. 经过多年的研究, 人们提出了许多跟踪方法, 但是如何有效

基金项目: 国家 863 高技术研究发展计划(No. 2012AA7031010B)资助

第一作者: 张雷(1987—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为目标识别、跟踪及模式识别等. Email: zhanglei8080@126.com

导师: 王延杰(1963—), 男, 研究员, 博士生导师, 主要研究方向为实时图像处理. Email: wangyj@ciomp.ac.cn

收稿日期: 2013-11-22; 录用日期: 2014-01-08

<http://www.photon.ac.cn>

地解决由于光照、遮挡、阴影及尺度变化等引起的跟踪偏差仍然是一项很有挑战性的任务。

传统的跟踪方法是在某个特征空间中描述目标,然后在图像区域中搜索与目标模型最相似的区域作为目标.近年来,一个非常流行的方法是把跟踪问题视为一个在线分类问题,使用一个训练好的分类器并且在线更新把目标从背景中区分出来,也就是说把跟踪问题看作是寻找并把目标从背景中区分出来的二值分类问题.一旦分类确定,目标和背景就可以被区分,从而确定目标位置<sup>[2-3]</sup>.

2006年Candes和Donoho提出了压缩感知的概念<sup>[4]</sup>,具体过程是先用投影矩阵得到测量值即压缩后的数据,然后根据相应的重构算法重构原始信号.最近压缩感知理论被引入到目标跟踪中<sup>[5-7]</sup>,文献<sup>[5]</sup>提出了一种压缩跟踪方法(Compressive Tracking,CT),该算法简单,跟踪效果也很好,但是在目标纹理、尺度、光照变化剧烈和遮挡严重情况下跟踪发生漂移,甚至失败.

针对上述问题一些学者提出了相应的改进方法,比如加权多例学习(Weighted Multiple Instance Learning,WMIL)方法<sup>[6]</sup>,基于多特征的压缩跟踪方法<sup>[7]</sup>.但是这些方法都没能解决目标对比度及光照剧烈变化的问题.相位一致性是假定图像中傅里叶分量相位最一致的位置具有最大的相位一致性,它是一个无量纲的量,因此不受图像亮度或对比度变化的影响,同时它对噪声进行了估计,无需预滤波来消除图像噪声,能够增强原图像的特征并保留原来的一些非特征点信息.为此本文利用相位一致性提出了一种改进的跟踪方法,对多组视频序列进行了实验测试,结果表明,该方法能够有效地解决这些问题.

## 1 压缩跟踪方法

### 1.1 压缩感知理论<sup>[8-10]</sup>

对于一个 $m$ 维信号 $\mathbf{x}$ ,存在 $n \times m$ 维的测量矩阵 $\mathbf{R}$ ,( $n < m$ )在该矩阵下的测量值为 $n$ 维的 $\mathbf{v}$ ,它们有如下关系

$$\mathbf{v} = \mathbf{R}\mathbf{x} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{v}$ 是原高维信号 $\mathbf{x}$ 在测量矩阵 $\mathbf{R}$ 下的线性投影,如果原信号 $\mathbf{x}$ 是 $K$ 稀疏的,并且 $\mathbf{R}$ 满足约束等距性条件,即对于任意 $K$ -稀疏信号( $k=1,2,\dots$ )和常数 $\delta_k \in (0,1)$ 满足如下不等式

$$(1 - \delta_k) \|\mathbf{x}\|_2^2 \leq \|\mathbf{R}\mathbf{x}\|_2^2 \leq (1 + \delta_k) \|\mathbf{x}\|_2^2 \quad (2)$$

如果满足上述条件,那么信号 $\mathbf{x}$ 就可以由 $\mathbf{v}$ 精确重建,也就是说 $\mathbf{v}$ 能够完全保持原信号的特性.

### 1.2 压缩跟踪

文献<sup>[11]</sup>指出随机高斯矩阵满足式(2),为此文献<sup>[5]</sup>利用压缩感知理论对提取的高维图像特征进行降

维,其中使用了一个非常稀疏的随机测量矩阵 $\mathbf{R}^{n \times m}$ ,其矩阵元素 $r_{ij}$  ( $1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m$ )定义为

$$r_{ij} = \sqrt{s} \times \begin{cases} 1 & \text{with probability } 1/2s \\ 0 & \text{with probability } 1-1/s \\ -1 & \text{with probability } 1/2s \end{cases} \quad (3)$$

式中 $s$ 以平均概率在 $2 \sim 4$ 中随机选取.

特征提取过程为:首先在目标附近采集若干个正负样本,将每一个样本 $\mathbf{I} \in \mathbf{R}^{w \times h}$ 与一系列的多尺度矩形滤波器 $\{h_{1,1}, h_{1,2}, \dots, h_{w,h}\}$ 进行卷积,然后将滤波后的图像矩阵组成一个 $w \times h$ 维的列向量,再将这些列向量合成一个高维的多尺度图像特征向量 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T$ ,其中 $m = (w \times h)^2$ ,对于每一种尺度的矩形滤波器定义为

$$h_{i,j}(p,q) = \begin{cases} 1, & 1 \leq p \leq i, 1 \leq q \leq j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $i, j$ 分别是矩形滤波器的宽和高;对于每个多尺度图像特征的计算过程如图1,然而这样计算得到的图像特征维数非常高,为此采用式(1)将 $\mathbf{x}$ 投影到低维空间 $\mathbf{v}$ .计算 $\mathbf{v}$ 时,由于 $\mathbf{R}$ 的系数 $r_{ij}$ 可正可负,所以提取的特征实际上是一种广义的harr-like特征,因此可以使用积分图像来快速地计算 $\mathbf{v} = (v_1, v_2, \dots, v_n)^T$ ,如果用四个矩形特征来计算,特征 $v_i$  ( $i=1,2,\dots,n$ )表达如图2.

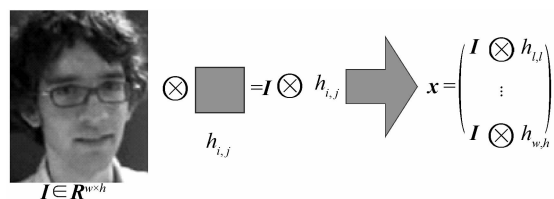


图1 每个多尺度图像特征

Fig.1 Each multi-scale image feature

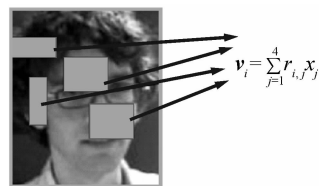


图2 用积分图像计算图像特征

Fig.2 Calculate image feature using integral image  
特征提取的公式为

$$v_i = \sum_{j=1}^t \omega_j x_j \quad (5)$$

式中: $x_j$ 为在搜索区中随机选取的图像块; $t$ 为选取的图像块数,其值以平均概率在 $2 \sim 4$ 中随机选取; $\omega_j = r_{ij} / \sqrt{t}$ ,为加权系数.

按照式(5)获得正负样本降维后的特征向量 $\mathbf{v}$ ( $n$ 维)后,要在图像序列中寻找与目标特征最相似的候选区域,对候选区域的筛选方法是通过遍历上一帧目标区域的邻近区域,使用朴素贝叶斯分类器进行分类判

断,然后再计算目标位置.文献[5]所用分类器的数学表达式为

$$H(v) = \log \left[ \frac{\prod_{i=1}^n p(v_i | y=1) p(y=1)}{\prod_{i=1}^n p(v_i | y=0) p(y=0)} \right] \quad (6)$$

式中: $y \in \{0, 1\}$ 代表样本标签, $y=0$ ,表示负样本(背景), $y=1$ ,表示正样本(目标),并且假设两个类的先验概率相等,即  $p(y=1) = p(y=0) = 1/2$ ,由于高维随机投影几乎是高斯分布<sup>[12]</sup>,可以假定  $p(v_i | y=1)$  和  $p(v_i | y=0)$  也服从高斯分布,满足如下关系

$$\begin{aligned} p(v_i | y=1) &\sim N(u_i^1, \sigma_i^1), \\ p(v_i | y=0) &\sim N(u_i^0, \sigma_i^0) \end{aligned} \quad (7)$$

式中: $u^1, u^0$ 分别表示目标样本与背景样本的均值; $\sigma^1, \sigma^0$ 分别表示目标样本与背景样本的标准差;

其中参数按如下规则(以  $u_i^1, \sigma_i^1$  为例)更新:

$$u_i^1 \leftarrow \alpha u_i^1 + (1-\alpha) u^1, \quad (8)$$

$$\sigma_i^1 \leftarrow \sqrt{\alpha(\sigma_i^1)^2 + (1-\alpha)(\sigma^1)^2 + \alpha(1-\alpha)(u_i^1 - u^1)^2}$$

式中: $\alpha$ 为学习因子, $\sigma^1, u^1$ 分别为  $\sigma^1 =$

$$\sqrt{\frac{\sum_{k=0}^{n-1} (v_i(k) - u^1)^2}{n}}, u^1 = \frac{\sum_{k=0}^{n-1} v_i(k)}{n}.$$

选取  $H(v)$  最大时对应的候选区域作为下一帧的目标区域,输出目标位置并更新相关参数,如此反复迭代.然而该方法对于目标光照及对对比度剧烈变化时目标易漂移或丢失,如图 3.



图 3 压缩跟踪结果

Fig. 3 Results of Compressive Tracking

## 2 相位一致性检测

在目标跟踪中通常利用边缘特征来抵抗光照变化的影响,并结合其它特征来保证跟踪的可靠性,本文将相位一致性检测方法应用到目标跟踪过程中,利用相位一致性图像特征有效地解决了压缩跟踪方法对光照和对比度剧烈变化敏感的问题.

相位一致性不是基于局部亮度梯度进行特征检

测,而是假定信号中傅里叶分量相位最一致的点为特征点;它的主要特点是在傅里叶变换域里简单地按相位一致的顺序寻找信号特征点;是一个在频率域上测度的无量纲量,值从 0 到 1,并且相位一致性对图像的亮度和对比度具有不变性,可以检测出包括边缘特征和线特征在内的多种图像特征.由于相位一致性的图像检测方法的诸多优点,近年来得到了广泛应用<sup>[13-15]</sup>.

相位一致函数表示为

$$PC(x) = \max_{\phi(x) \in [0, 2\pi]} \frac{\sum_n A_n \cos(\phi_n(x) - \bar{\phi}_n(x))}{\sum_n A_n} \quad (9)$$

式中: $A_n$ 是第  $n$  级傅里叶级数成分的振幅; $\phi_n(x)$ 表示  $x$  处第  $n$  个 Fourier 分量的相位值; $\bar{\phi}_n(x)$ 是使式(9)在  $x$  处取得最大值时,其 Fourier 各分量的局部相角的加权均值.

## 3 基于相位一致性的压缩跟踪方法

本文将相位一致性检测用于跟踪过程,提出了基于相位一致性的压缩跟踪方法(Phase Congruency Compressive Tracking, PCCT),整个算法的流程如下:

### 1. 初始化过程

- 1) 在第一帧中选取目标区域  $\Gamma$ ;
- 2) 根据式(3)生成一个随机测量矩阵  $R$ ;
- 3) 对目标  $\Gamma$  的搜索区域  $\Gamma_{\text{search}}$  用式(10)进行相位一致性变换,得到相位一致性图像  $I_{pc}$ ;在  $I_{pc}$  区域中采集若干正负样本,根据式(5)得到正负样本降维后的特征;
- 4) 通过式(8)更新分类器参数;

### 2. 相位一致性的压缩跟踪

输入第  $i(i \geq 2)$  帧图像:

- 1) 由式(6)获得第  $i-1$  帧的目标区域及位置;
  - 2) 通过式(10)得到目标的搜索区域  $\hat{\Gamma}_{\text{search}}$  的相位一致性图像  $\hat{I}_{pc}$ ;在  $\hat{I}_{pc}$  中采集若干个正负样本,对获得的样本用式(5)提取特征,得到正负样本降维后的特征向量;
  - 3) 使用式(6)的贝叶斯分类器对(2)中获取的特征进行分类,找到使分类器最大的样本作为当前帧的目标区域  $\hat{\Gamma}$ ;
  - 4) 对  $\hat{\Gamma}$  的搜索区域  $\hat{\Gamma}_{\text{search}}$ ,进行相位一致性变换,采集正负样本,提取特征,并按式(8)更新相关参数;
- 输出第  $i$  帧的目标位置;

### 3.1 初始化过程

第一帧通过手动选取目标区域  $\Gamma$ ,则可获得初始目标位置  $(x, y, w, h)$ ,  $x, y$  为  $\Gamma$  左上角位置,  $w, h$  分别为  $\Gamma$  的宽与高,根据式(3)生成随机测量矩阵  $R$ ,它只计算一次,在以后的跟踪过程  $R$  不变,本算法中搜索区域的选取见图 4,图中中间的矩形表示目标区域  $\Gamma$ ,  $\alpha, \beta, \gamma$  表示不同的搜索半径,对于正样本的搜索区域为

$\Gamma_{\text{pos}} = \{x | L_i(x) - L_i(x^*) < \alpha\}$ , 负样本的搜索区域  $\Gamma_{\text{neg}} = \{x | \beta < L_i(x) - L_i(x^*) < \gamma\}$ , 其中  $L_i(x)$  表示第  $i$  帧图像中样本  $x$  的中心位置,  $L_i(x^*)$  表示第  $i$  帧图像中目标区域  $x^*$  的中心位置, 为了能够使样本均在相位一致性图像中选取, 需要使变换区域覆盖到全部样本的选取区域, 因而把最外边的矩形区域作为相位一致性变换的区域  $\Gamma_{\text{search}}$ , 其中  $a = \gamma + w/2, b = \gamma + h/2$ , 接下来就可对其采集样本、提取特征、分类、更新等, 将训练出来的分类器用于下一帧确定目标位置。

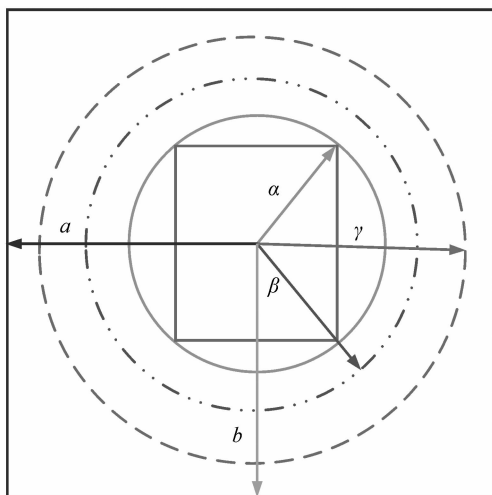


图 4 搜索区域的选取  
Fig. 4 Selection of the search area

### 3.2 二维信号相位一致性的计算

Kovesi<sup>[16]</sup>提出了一种改进的相位一致性计算方

法, 并把相位一致性扩展到二维空间中, 二维相位一致性表达为式(10)

$$PC_2(x) = \frac{\sum_o \sum_n W_o(x) [A_{no}(x) \Delta \phi_{no}(x) - T_o]}{\sum_o \sum_n A_{no}(x) + \epsilon} \quad (10)$$

式中:  $o$  表示方向的索引, 为了便于理解, 下面只从一个方向上来说明相关的参数含义: 局部能量函数为  $E_n(x) = A_n(x) \Delta \phi_n(x)$ , 它可以通过信号与 Log Gabor 小波滤波器卷积获得; 相位偏移函数  $\Delta \phi_n(x)$  为

$$\Delta \phi_n(x) = \cos(\phi_n(x) - \bar{\phi}(x)) - |\sin(\phi_n(x) - \bar{\phi}(x))| \quad (11)$$

滤波器频带加权函数为

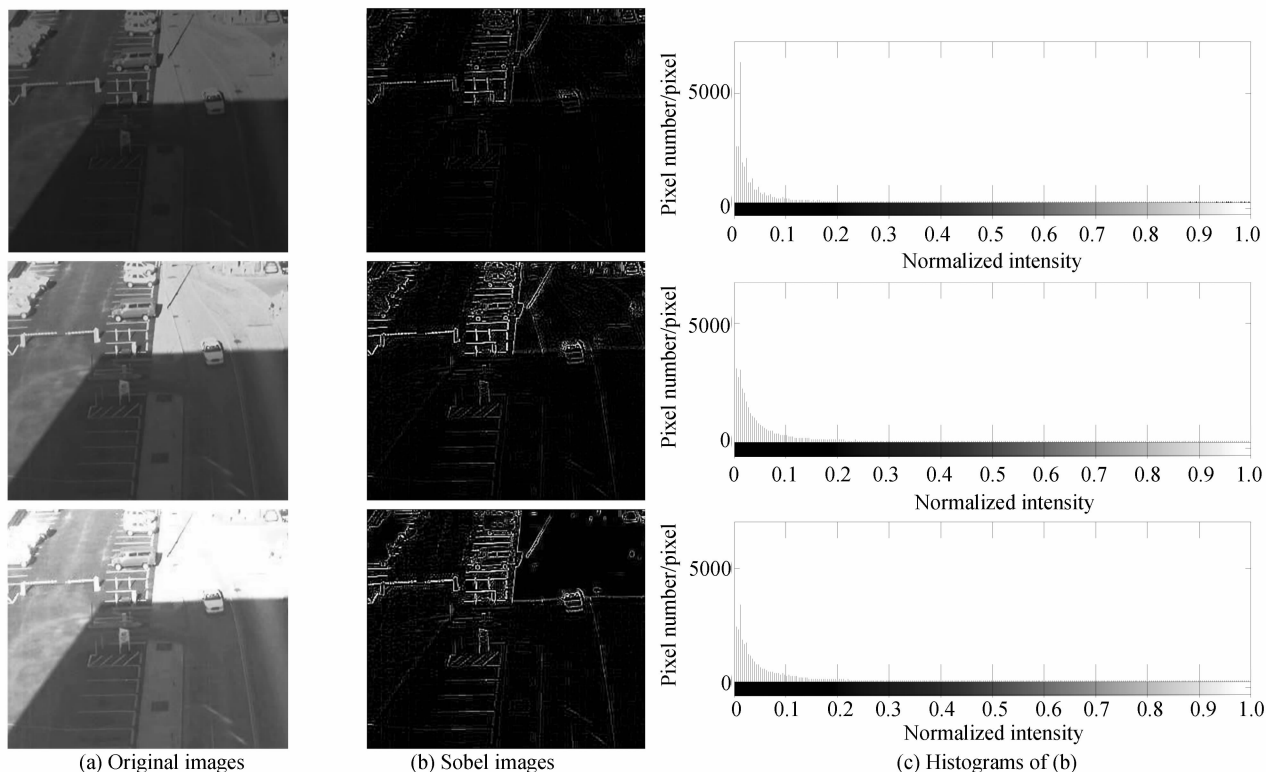
$$W(x) = 1 / (1 + e^{g(c-s(x))}) \quad (12)$$

式中  $s(x) = \frac{1}{N} \left( \frac{\sum_n A_n(x)}{A_{\text{max}}(x) + \epsilon} \right)$ ,  $A_{\text{max}}(x)$  为  $x$  处滤波器组的最大响应幅值,  $c$  为滤波器的频带阈值, 用于控制转移函数的平滑性, 通常  $c$  取 0.4,  $g$  取 10,  $\epsilon$  为一个很小的常数,  $T$  表示估计的噪声<sup>[16]</sup>。

### 3.3 相位一致性图像

对图像中所有像素采用式(10)进行计算, 得到相应的相位一致性系数值, 由这些系数值便可生成一个新的灰度图像, 它就是相位一致性变换图像。

图 5 中给出了 3 幅不同光照条件下图像的 Sobel 边缘图像及其灰度直方图、相位一致性变换图像及其灰度直方图, 其中图 5(c) 的横坐标为归一化的图像灰度(图像灰度除以 255), 图 5(e) 的横坐标为相位一致



(a) Original images

(b) Sobel images

(c) Histograms of (b)

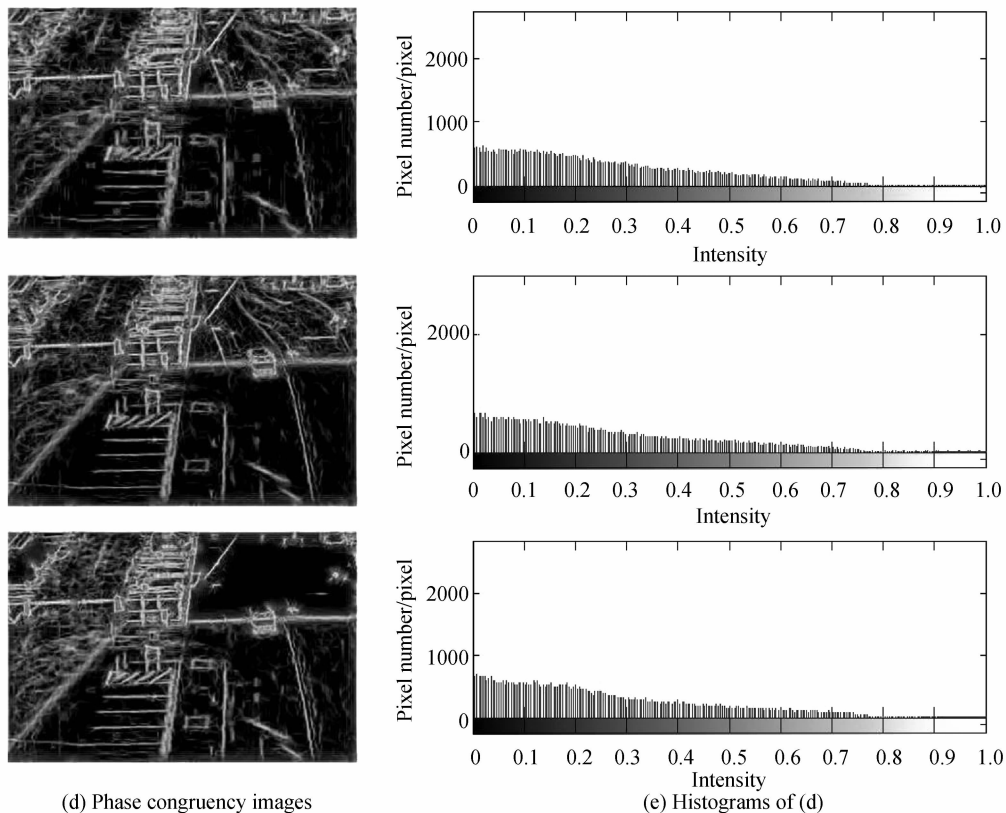


图5 Sobel 边缘检测与相位一致性变换

Fig. 5 Sobel edge detection and phase congruency transformation

性图像的灰度值.从图5中可以看到,相位一致性图像不同于边缘检测提取的图像;由图图5(b)、(c)可知Sobel边缘检测提取的图像,其归一化灰度值主要集中在 $0\sim 0.2$ 范围,只保留了原图像的边缘信息,其他信息大部分丢失;由图图5(d)、(e)可知相位一致性图像的灰度值几乎覆盖了 $0\sim 1$ ,保留了原图像的大部分信息,对于不同亮度和对比度下的图像,对应的相位一致性图像的直方图几乎一致,即相位一致性图像几乎相同;变换后的图像和原图对图,前者的前景特征更加显著,背景变得较平滑;既增强了原图像的特征又保留了原来的一些非特征点的信息,更能体现原图像的特征.因而从相位一致性图像中提取的特征可以用于分类器(6)中,能够提高分类器判定目标的能力,进而提高跟踪的稳定性和精确性.

#### 4 实验结果与分析

实验中对文献[2]的Car、文献[17]的Car11、Singer及文献[18]的Sylv四组视频序列进行了测试,将文献[5]中压缩跟踪方法(Compressive Tracking, CT)、文献[6]中加权多例学习方法(Weighted Multiple Instance Learning, WMIL)与本文的相位一致性的压缩跟踪方法(Phase Congruency Compressive Tracking, PCCT)进行对比,跟踪结果如图6所示(实线为CT,点

划线为WMILT,虚线为PCCT),为了能够定量评价跟踪效果,文中给出了跟踪窗口中心位置相对其真值(手动标记获得)的误差曲线,如图7.实验均在Intel Core i3-2130 CPU,2GB内配置的电脑上进行,通过对每组视频序列测试10次,得到PCCT方法的平均处理速度达22 fps.

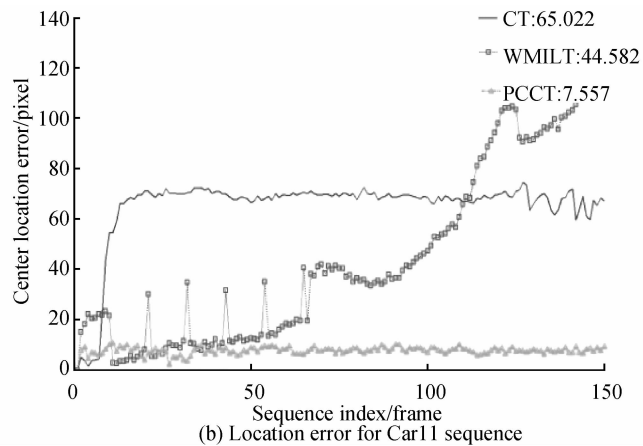
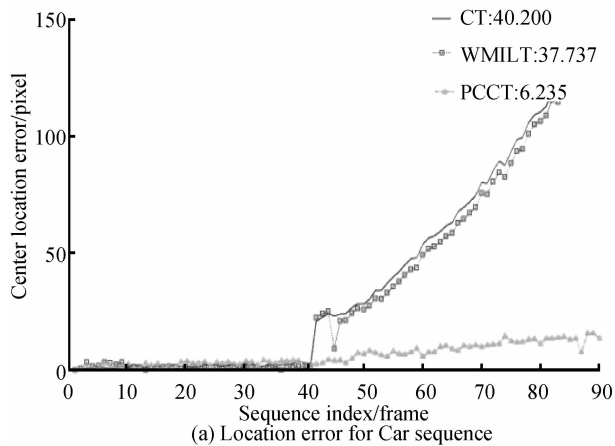
从图6(a)中可以看出,Car序列中目标(轿车)不但光照发生了变化,尺度也发生了一定的变化(由小变大).当轿车(目标)在未达到阴影区域之前,三种方法均能正确跟踪目标;当目标进入阴影区时(第42帧)CT与WMILT方法跟踪发生漂移,当目标完全进入阴影区后(如第86帧),前两种方法均丢失目标,而本文方法在整个过程中对目标均能稳健的跟踪.从图7(a)中也可看出在第42帧之前跟踪误差曲线三者均接近于0个像素,然而第42帧之后,前两种方法的误差曲线出现上升趋势,远离目标真实位置,而PCCT方法误差曲线变化很小,这正吻合了图6(a)的跟踪结果吻合.这是因为第42帧之后目标表面所受的光照发生较大变化,引起提取目标模板特征发生变化,导致跟踪误差增加,最后丢失目标,而PCCT中的分类特征是从相位一致性图像中提取的,由于其对光照不敏感,且图像前景特征得到增强,从而获取目标模板特征未发生较大变化,所以跟踪误差较小,能够一直稳定跟踪目标.



图 6 四组视频序列的部分跟踪结果  
Fig. 6 Partial tracking results of four video sequences

对 Car11、Singer、Sylv 三种场景下的视频序列进行测试的部分实验结果如图 6(b)、(c)、(d)。结合图 7 (b)、(c)、(d)，可以看出本方法在光照剧烈变化的不同场景下，能够一直准确地跟踪目标。其中 Car11 视频序列中光照变化剧烈，目标与背景的对比度低且变化很大；Singer 序列情况下，目标的光照和尺度变化(由大

变小)较大；Sylv 序列中光照变化虽没有前两个序列那么剧烈，但目标的姿态、纹理发生较大变化，从实验结果来看，PCCT 对于目标尺度、纹理的变化有一定的适应性。三种方法在不同视频序列中的中心位置平均误差(其计算按式(13))如表 1 所示，其中加粗的值为最佳值。



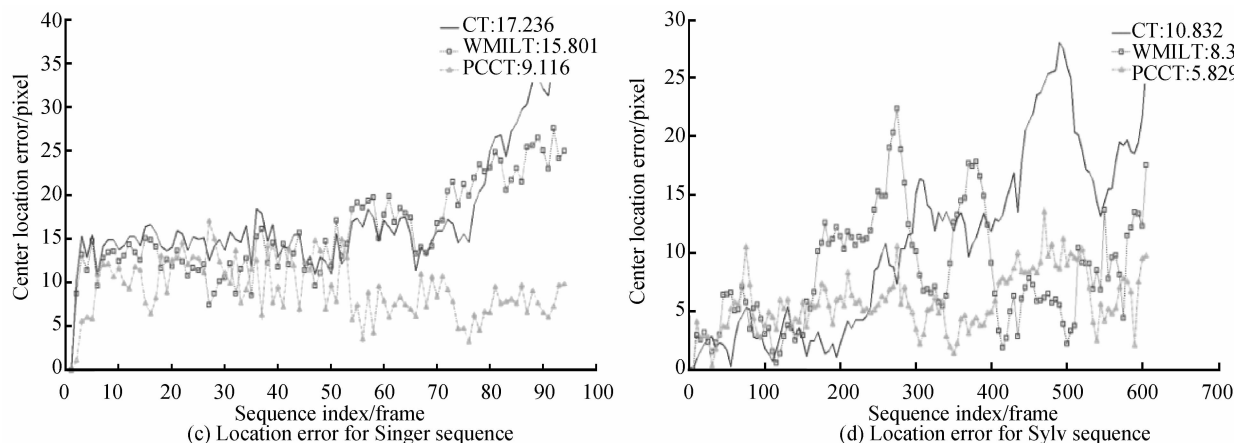


图7 位置误差曲线

Fig.7 Curves of Location Error

表1 中心位置平均误差

Table 1 Mean error of the center location

| Frames | $C_{error}$ (pixel) |        |              |
|--------|---------------------|--------|--------------|
|        | CT                  | WMILT  | PCCT         |
| Car    | 40.200              | 37.737 | <b>6.235</b> |
| Car11  | 65.022              | 44.582 | <b>7.577</b> |
| Singer | 17.236              | 15.801 | <b>9.116</b> |
| Sylv   | 10.832              | 8.357  | <b>5.829</b> |

$$C_{Error} = \frac{1}{\text{num}} \sum_{i=1}^{\text{num}} \sqrt{(x_i - x_{i\_gt})^2 + (y_i - y_{i\_gt})^2} \quad (13)$$

式中: $C_{Error}$ 为中心位置平均误差,num为测试视频的总帧数, $(x_i, y_i)$ 为所用跟踪算法所获得的第*i*帧视频中的目标中心位置, $(x_{i\_gt}, y_{i\_gt})$ 为手动标记所获得的第*i*帧视频中的目标中心位置。

## 5 结论

本文针对传统压缩跟踪方法存在的缺陷,提出了一种基于相位一致性的改进方法,有效地解决了目标对比度及光照剧烈变化引起的跟踪不稳定的问题。在跟踪过程中,将相位一致性变换用于样本的特征提取过程中,对不同场景下的视频序列进行测试,结果表明,本文方法对于光照剧烈变化有很强的适应能力,并且在目标尺度、纹理发生一定变化时跟踪也很稳定,对于50 pixel×55 pixel大小的目标平均处理速度可达22 fps,基本满足跟踪的实时性要求。对于大面积遮挡问题可以通过文献[19]中将目标区域划分若干个子块的方法解决,对于大尺度变化问题可以用文献[20]中在线选择跟踪特征的方法来解决。

### 参考文献

[1] MENG Bo, HAN Guang-liang, MAO Wen-bei. Grid feature and visualization for occlusion perception in object tracking [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2013, **42**(1):98-103.  
孟勃,韩广良,毛雯蓓.采用栅格特征及可视化技术感知跟踪中目标的遮挡状态[J].光子学报,2013, **42**(1):98-103.

[2] HE Sheng-feng, YANG Qing-xiong, RYNSON W H, et al. Visual tracking via locality sensitive histogram [C]. Computer

Vision and Pattern Recognition, 2013:2427-2434.

[3] WU Yi, LIM Jong-woo, YANG Ming-hsuan. Online object tracking : a benchmark [C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2013:2411-2418.

[4] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. *Information Theory*, 2006, **52**(4):1289 - 1306.

[5] ZHANG K H, ZHANG L, YANG M H. Real-time compressive tracking [C]. European Conference on Computer Vision, 2012: 866 - 879.

[6] ZHANG Kai-hua, SONG Hui-hui. Real-time visual tracking via online weighted multiple instance learning [J]. *Pattern Recognition*, 2013, **46**:397 - 411.

[7] ZHU Qiu-ping, YAN Jia, ZHANG Hu, et al. Real-time tracking using multiple features based on compressive sensing [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2013, **21**(2):437-444.  
朱秋平,颜佳,张虎,等.基于压缩感知的多特征实时跟踪[J].光学精密工程,2013, **21**(2):437-444.

[8] CHEN Tao, LI Zhen-wei, WANG Jian-li, et al. Imaging system of single pixel camera based on compressed sensing [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2012, **20**(11):2523-2530.  
陈涛,李正炜,王建立,等.应用压缩传感理论的单像素相机成像系统[J].光学精密工程,2012, **20**(11):2523-2530.

[9] ZHU Ming, GAO Wen, GUO Li-qiang. Application of compressed sensing theory in image processing [J]. *Chinese Optics*, 2011, **4**(5):441-447.  
朱明,高文,郭立强.压缩感知理论在图像处理领域的应用[J].中国光学,2011, **4**(5):441-447.

[10] FU Ran-di, JIN Wei, YE Ming, et al. Cloud image fusion using compressed sensing in aliasing - free contourlet domain [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2011, **40**(6):955-960.  
符冉迪,金炜,叶明,等.抗混叠轮廓波域采用压缩感知的云图融合方法 [J].光子学报,2011, **40**(6):955-960.

[11] ACHLIPTAS D. Database-friendly random projection : Johnson-Lindenstrauss with binary coins [J]. *Journal of Computer and System Sciences*, 2003, **66**(6):671-687.

[12] DIACONIS P, FREEDMAN D. Asymptotics of graphical projection pursuit [J]. *The Annals of Statistics*, 1984, **12**(3): 793-815.

[13] LUO Hai-bo, SHI Ze-lin, CHEN Yong-hong. Phase congruency image and its application in target tracking [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, **39**(3):547-552.  
罗海波,史泽林,陈永红.相位一致性图像及其在目标跟踪中的应用[J].光子学报,2010, **39**(3):547-552.

[14] YUAN Wei-qi, FAN Yong-gang, KE Li. Palmprints

- recognition method based on the phase consistency combined Log-Gabor filter [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(1): 147-152.
- 苑玮琦, 范永刚, 柯丽. 相位一致性和对数 Gabor 滤波器相结合的掌纹识别方法[J]. *光学学报*, 2010, **30**(1): 147-152.
- [15] GUO Long-yuan, LU A-Li, YANG Jing-yu. Infrared image region matching algorithms based on phase congruency transformation [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2009, **28**(1): 35-45
- 郭龙源, 卢阿丽, 杨静宇. 基于相位一致性变换的红外图像区域匹配算法研究[J]. *红外与毫米波学报*, 2009, **28**(1): 35-45.
- [16] KOVESI P. Image feature from phase congruency [J]. *Videm: Journal of Computer Vision Research*, 1999, **1**(3): 1-27.
- [17] XU Jia , LU Hu-chuan, YANG Ming-hsuan. Visual tracking via adaptive structural local sparse appearance mode [C]. *Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Conference*, 2012: 1822-1829.
- [18] ABENKO B, YANG Ming-hsuan, BELONGIE S. Robust object tracking with online multiple instance learning [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, **33**: 1619-1632.
- [19] ADAM A, RIVLIN E, SHIMSHONI I. Robust fragments-based tracking using the integral histogram [C]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2006: 798-805.
- [20] COLLINS R, YANX L, LEORDEANU M. Online selection of discriminative tracking features [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(10): 1631-1643.